8Ж

УДК 004.942

Ю.С. Жук, Ю.И. Нечаев
Государственный морской технический университет, г. Санкт-Петербург, Россия
Институт высокопроизводительных вычислений и информационных систем
г. Санкт-Петербург, Россия
int@sca.ru

Нейросетевое моделирование динамики судна в ледовых условиях

В статье обсуждаются вопросы использования нейросетевых моделей при контроле динамики судна в ледовых условиях. Контроль и прогноз развития ситуации реализуется на основе данных динамических измерений в рамках принципа конкуренции. Моделирование осуществлено с использованием методов классической математики и теории искусственных нейронных сетей.

Введение

В настоящее время проектирование сложных систем в значительной степени определяется уровнем интеллектуальности, достижение которого открывает возможности проектирования систем, функционирующих в условиях неопределенности [1-10]. Особенно важно это в нештатных ситуациях, которые типичны для эксплуатации судна в ледовых условиях. При взаимодействии с ледовым полем судно подвергается возмущениям, которые заранее трудно предусмотреть при создании системы. Это накладывает дополнительные требования к обработке измерительной информации. Дефицит времени на принятие решения по обеспечению безопасности судна приводит к необходимости выделения только той информации, которая требуется для выполнения основной задачи управления и принятия решений. Возникает проблема предварительного отбора и анализа информации, необходимой для реализации механизма логического вывода и выработки практических рекомендаций. Решение этой проблемы требует создания эффективных алгоритмов и процедур обработки информации, поступающей с датчиков измерительной системы. Причем эта информация характеризует не только напряженно-деформируемое состояние корпуса судна, но и данные особенностей ледового поля, на основе которых необходимо построить эффективный прогноз и реализовать управление. Вся другая информация имеет смысл только на этапах предварительного анализа при построении системы.

1. Структура программного комплекса

Программный комплекс, обеспечивающий обработку информации и выдачу практических рекомендаций для принятия решений по управлению судном в ледовой обстановке, представляет собой набор функциональных модулей, интегрированных в бортовую ИС. Система интеллектуальной поддержки принятия решений осуществляет выбор оптимального режима движения судна в зависимости от интенсивности ледовой нагрузки. Процесс управления организуется в рамках концепции «мягких вычислений».

Управляющий алгоритм представляется набором нечетких логических правил «IF – THEN» [5-8]. В качестве исходной информации используются показания датчиков деформаций корпусных конструкций, установленных в зоне контакта, а также датчика прогноза, расположенного на верхней палубе в носовой части судна.

Сформулированные теоретические принципы и концепция построения моделей обработки измерительной информации при контроле режима функционирования ИС при интерпретации нестандартных (нештатных и экстремальных) ситуаций позволили представить структуру системы и выделить типичные задачи информационного обеспечения оператора (рис. 1).

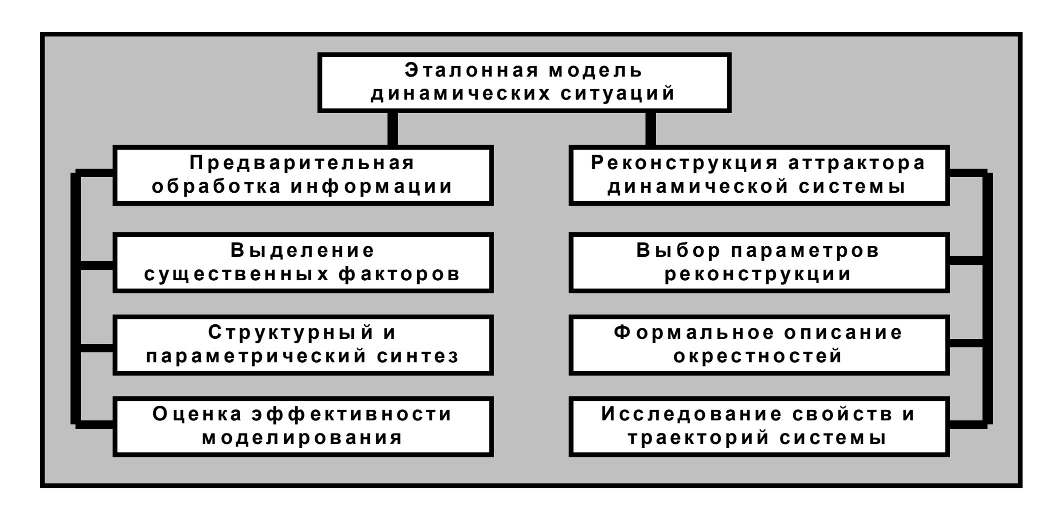


Рисунок 1 – Эталонная модель динамических ситуаций в задаче прогнозирования динамики судна в ледовых условиях

Информационная среда моделирования процесса взаимодействия судна с ледовым полем включает функциональные модули, ориентированные на решение задач обработки информации в различных ситуациях, возникающих во время эксплуатации судна, в том числе и в нестандартных (экстремальных и нештатных) ситуациях. Среди компонент, составляющих программный комплекс, можно выделить следующие основные функциональные модули.

Функциональный модуль, обеспечивающий представление нечетких знаний. В рассматриваемой бортовой ИС находят применение модели нечеткого вывода, основанные на различных формальных конструкциях. Разрешение нечетких логических правил при реализации механизма логического вывода осуществляется на базе измерительной и экспертной информации. Правила нечеткого вывода используют принцип обобщения Л. Заде для нечеткого вывода, в котором высказывания моделируются нечеткими множествами, позволяющими вывести нечеткое заключение.

Основная проблема программной реализации нечеткого управления в бортовых ИС заключается в построении функций принадлежности (ФП), особенно текущих значений в условной части логического правила, содержащего несколько нечетких переменных. Построение ФП осуществляется в режиме реального времени на основе обработки измерительной информации. Программный модуль реализует два подхода. Первый подход состоит в формализации нечетких знаний в процессе разработки ИС. Он основан на традиционном представлении экспертных знаний и предусматривает построение ФП

базовых правил, «зашитых» в программный комплекс. Второй подход реализуется в процессе функционирования ИС и связан с построением текущих значений ФП на основе данных динамических измерений. Алгоритмы и программное обеспечение построения ФП основаны на использовании статистических методов и нейросетевых технологий [6], [9].

Функциональный модуль, обеспечивающий механизм нечеткого логического вывода. Композиционная модель нечеткого вывода описывает связь всех возможных состояний логической системы с управляющими воздействиями и формально записывается в виде (X, R, Y), где $X = \{x_1, \ldots, x_n\}$; $Y = \{y_1, \ldots, y_m\}$ – базовые множества, на которых заданы входы A_i и выходы B_i нечеткой системы; R – нечеткое соответствие «вход – выход», которое строится на основе формализации нечетких стратегий. Принятие решений при функционировании нечеткой системы знаний осуществляется на основе модели [5-8]:

$$\text{«if } A_1 \text{ – then } B_1\text{, else if } A_2 \text{ then } B_2, \ldots, \text{ else if } A_N \text{ then } B_N\text{».} \quad (1)$$

Здесь $A_1, \ldots, A_N$ – нечеткие подмножества, определенные на базовом множестве X, а $B_1, \ldots, B_N$ – нечеткие подмножества из базового множества Y.

Для решения задач принятия решений на основе априорной информации используется нечеткая формальная система, обеспечивающая принятие решений при выборе альтернатив в рамках концепции мягких вычислений. Формирование такой системы осуществлено на основе принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде.

Функциональный модуль, реализующий анализ альтернатив и выбор предпочтительной вычислительной технологии. Обозначим $A = [a_1, \ldots, a_q\}$ – полное множество альтернатив, определяемое как декартово произведение множества градаций компонент векторного критерия:

$$A = \{x_{1.1}, \ldots, x_{1.m1}\} \times \{x_{2.1}, \ldots, x_{2.m2}\} \times \ldots \times \{x_{n.1}, \ldots, x_{n.mn}\}. \quad (2)$$

Пусть $Q = \Pi_{i=1,\ldots,n}\, m_j$ – размер полного множества альтернатив. Тогда функцией принадлежности является отображение векторного критерия на числовую ось такое, что для любой альтернативы $a_i \in A$, которая предпочтительней альтернативы $a_g \in A$, выполняется следующее неравенство:

$$ФП(a_i) > ФП(a_g), \quad (3)$$

причем разность $\Delta = ФП(a_i) - ФП(a_g)$ может быть любым положительным числом. Если альтернатива a_i эквивалентна альтернативе a_g, то $\Delta = 0$. Таким образом, функция принадлежности задает нестрогое упорядочивание полного множества альтернатив.

Модуль программного обеспечения задачи анализа альтернатив разработан на основе метода анализа иерархий [7]. Реализация этого алгоритма осуществлена применительно к задаче выбора альтернативных решений при анализе компонент, определяющих условия возникновения неблагоприятных режимов взаимодействия при различном уровне внешних возмущений.

Функциональный модуль, реализующий адаптивную компоненту. При формализации знаний и механизма логического вывода важное значение имеет организация адаптивной компоненты на основе принципов обработки информации в мультипроцессорной вычислительной среде [5]. Функциональный модуль обеспечивает реализацию

программного обеспечения компоненты, построенной с учетом разработанной модели знаний. Такая модель отображает использование принципа адаптивного резонанса (Adaptive Resonance Theory – ART), получившего широкое распространение при построении и обучении нейронных сетей [9]. Формируемые на основе этого принципа свойства базы знаний [8] наиболее четко проявляются при обеспечении функционирования ИС в задачах интерпретации экстремальных ситуаций динамики взаимодействия судна с внешней средой в условиях неопределенности и неполноты исходной информации.

Наиболее важными особенностями системы знаний, использующей принципы адаптивного резонанса, являются:

– возможность сохранения *свойства пластичности* при запоминании новой информации в процессе функционирования ИС;

– предотвращение модификации исходной базы знаний за счет формирования новых правил, описывающих возникшую нестандартную ситуацию.

При функционировании ИС контроля динамики судна в ледовых условиях происходит накопление новой информации и корректировка базы знаний. Динамическая база знаний совершенствуется и расширяется за счет включения новых моделей. Подобно нейронной сети ART, база знаний имеет внутренний детектор новизны – тест на сравнение предъявленной нестандартной ситуации (нового образа) с содержимым ансамбля логических правил. Важной особенностью динамической базы знаний, использующей принцип адаптивного резонанса, является *самоадаптация алгоритма поиска* нестандартных ситуаций. Адаптивная компонента использует управляемый алгоритм поиска, основанный на динамической самоорганизации классов прототипов, соответствующих классам векторов в условной части логического правила, путем наращивания структуры, определяющей «действие» в выходной части логического правила. Если поиск класса, попадающего в «резонанс» с входным вектором по соответствующему критерию сходства, не привел к успеху, то создается новый класс (добавляется новая нестандартная ситуация). В противном случае согласно обучающему правилу модифицируется прототип того класса, который имеет максимальное сходство с входным вектором [8].

2. Постановка задачи

Основная проблема, решение которой обеспечивает повышение эффективности контроля динамики судна в ледовых условиях, связана с решением задачи прогноза напряженно-деформируемого состояния корпусных конструкций в зависимости от ледовой обстановки в текущий момент времени. Рассмотрим стохастическую дискретную систему с r-мерным пространством входов, которые характеризуют состояние исследуемой динамической системы. Выходы системы в момент времени t представляют собой *вектор-столбцы* параметров, определяющие результат взаимодействия судна с внешней средой в ледовых условиях. Измерения фиксируются в дискретные моменты времени 1, 2, 3, …, t и характеризуют траектории параметров, образующих информационный вектор J в интервале T. Каждая из составляющих вектора измерений J представляет собой скалярный временной ряд, являющийся функцией исследуемой динамической системы:

$$y(t) = f(x(t)). \quad (4)$$

При этом эволюционное уравнение динамической системы

$$x(t+1) = f(x(t)) \tag{5}$$

считается неизвестным.

В уравнении (4) y(t) – измеряемый скалярный временной ряд; f – оператор эволюции.

Согласно теореме Такенса [10] фазовый портрет, восстановленный в виде:

$$Z(t) = \Lambda(y(t)) = (y(t), y(t-\tau)), \ldots, y(t-(m-1)\tau) = (z_1(t), \ldots, z_m(t)), \tag{6}$$

топологически эквивалентен аттрактору исходной динамической системы.

Параметр задержки τ в (6) определяется временем пересечения траекториями системы сечения Пуанкаре. Таким образом, для реконструкции аттрактора неизвестной динамической системы по заданному временному ряду необходимо определить параметры реконструкции m и τ [3], [4], [10].

На основе данных об измеряемых параметрах необходимо провести анализ ситуации и построить алгоритмы обработки измерительной информации, наилучшим образом отображающие тенденции в изменении компонент информационного вектора J. В процессе обработки информации выделяются нестандартные (нештатные и экстремальные) ситуации, осуществляется оценка и прогноз их развития на основе конкурирующих вычислительных технологий в рамках концепции мягких вычислений. Для улучшения качества используемой информации при интерпретации сигналов использованы методы их обработки на основе теоремы Такенса [10].

Задачей прогнозирования является нахождение функции последовательности векторов $J_1, \ldots, J_N$, удовлетворяющих заданной точности в виде среднеквадратической погрешности многошагового прогноза:

$$\Delta^2 = \frac{\sum_{i=1}^{P}\sum_{j=1}^{i+\tau}\left(x_j^* - x_j\right)^2}{\sum_{i=1}^{P}\sum_{j=1}^{i+\tau} x_j^2}, \tag{7}$$

где x_j^* – установленное в результате прогноза значение временного ряда; x_j – истинное значение временного ряда; τ – время упреждения; P – количество значений временного ряда в выборке; $i \in [1,P]$, $j \in [i,i+\tau]$ – номера значений временного ряда.

Задавая предельные значения измеряемых характеристик, можно построить динамическую модель системы и установить интервал времени $\tau = \tau_{min}$, в пределах которого обеспечивается безопасная эксплуатация судна, движущегося в ледовом поле:

$$\tau = \tau_{min} \text{ при } X(t_1) \le |X_1^*|, \ldots, X(t_N) \le |X_N^*|. \tag{8}$$

3. Результаты нейросетевого моделирования

Разработанная программа моделирования искусственной нейронной сети (ИНС) позволяет проводить обучение трехслойной нейронной сети обратного распространения с любым количеством нейронов. При инициализации ИНС в качестве параметров указывается число входных нейронов, число выходных нейронов и число нейронов скрытого слоя. При моделировании задачи прогноза из общего набора исходных данных формируется обучающая выборка, размер которой зависит от количества нейронов вход-

ного слоя. Эта выборка передается в функцию обучения нейронной сети TrainNetwork, параметры которой также содержат длину обучающей выборки и максимальную погрешность обучения. Эта функция возвращает значение ошибки обучения.

В процессе обучения на первом шаге производится просмотр всей обучающей выборки на предмет нахождения входных данных, приводящих к наибольшей ошибке обучения. Затем обучение производится на основе этих входных данных: вычисляются чувствительность выходного и скрытого слоев, обновляются веса и смещение выходного и скрытого слоев в соответствии с алгоритмом обратного распространения ошибки.

Для улучшения визуального контроля над процессом обучения результаты прогноза выводятся пользователю после каждой эпохи обучения, что позволяет быстро подобрать структуру нейронной сети: количество входных нейронов и количество нейронов скрытого слоя. Таймер, вызывающий процедуру обучения нейронной сети, также осуществляет вывод текущего прогноза на экран. Для этого производится создание новой нейронной сети как копии обученной и вызов процедуры CalcOutput, в качестве параметров которой подаются значения нейронов входного и выходного слоя. Результат прогноза записывается во второй параметр. Затем полученные значения выводятся на экран, а копия нейронной сети удаляется.

На рис. 2 представлены примеры прогноза смешанной динамики. Обучающая выборка насчитывает 280 точек.

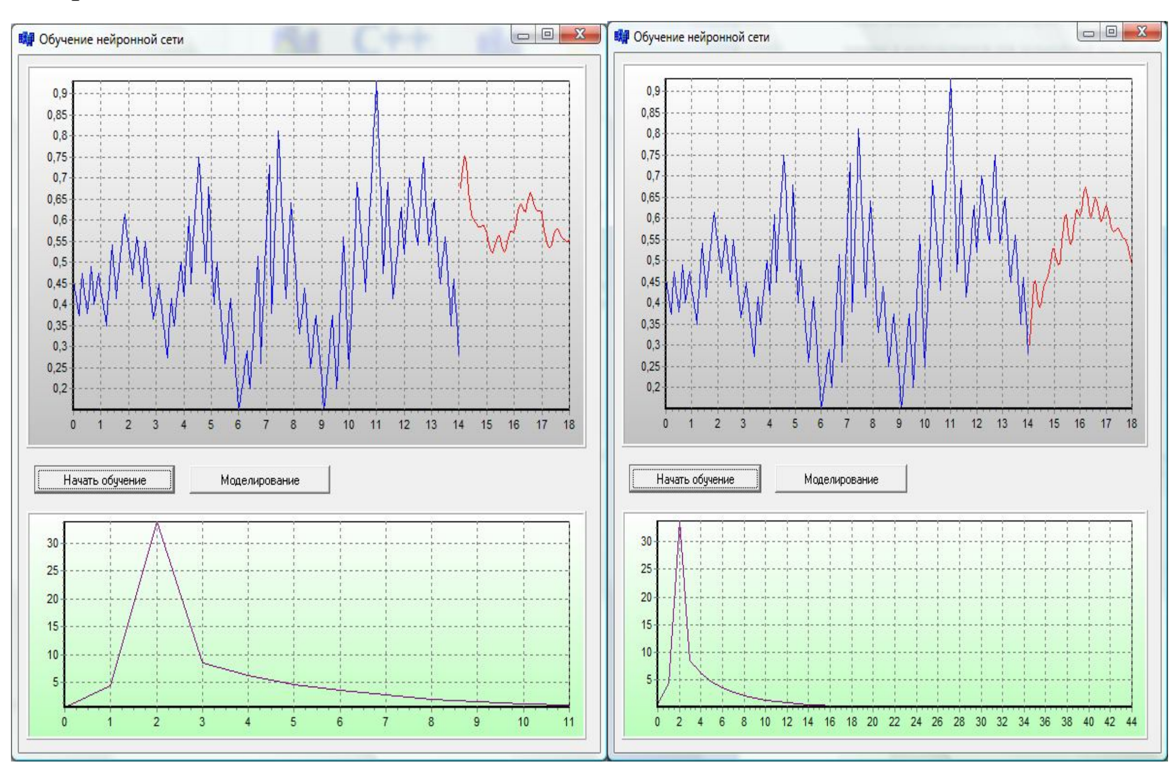


Рисунок 2 – Прогноз ИНС на 11-м (А) и 44-м (В) циклах обучения

Результат прогноза насчитывает 120 точек и выделен светлым тоном (верхний график). Нижний график иллюстрирует изменение ошибки обучения в зависимости от количества циклов обучения. Для начала работы необходимо нажать кнопку «Начать обучение», после чего будет запущен таймер, реализующий поэтапный вывод результатов каждого шага обучения на экран. Кнопка «Моделирование» предназначена для вывода на экран результатов на основе уже обученной нейронной сети.

На рис. 3 представлен пример прогноза смешанной динамики. Обучающая выборка насчитывает 230 точек и выделена темным тоном. Результат прогноза насчитывает 45 точек и выделен светлым тоном. Количество входных нейронов равно 80, количество выходных – 15, скрытый слой содержит 150 нейронов. Нижний график иллюстрирует изменение ошибки в зависимости от количества циклов обучения. Для начала работы необходимо нажать кнопку «Начать обучение», после чего будет запущен таймер, реализующий поэтапный вывод результатов каждого шага обучения на экран.

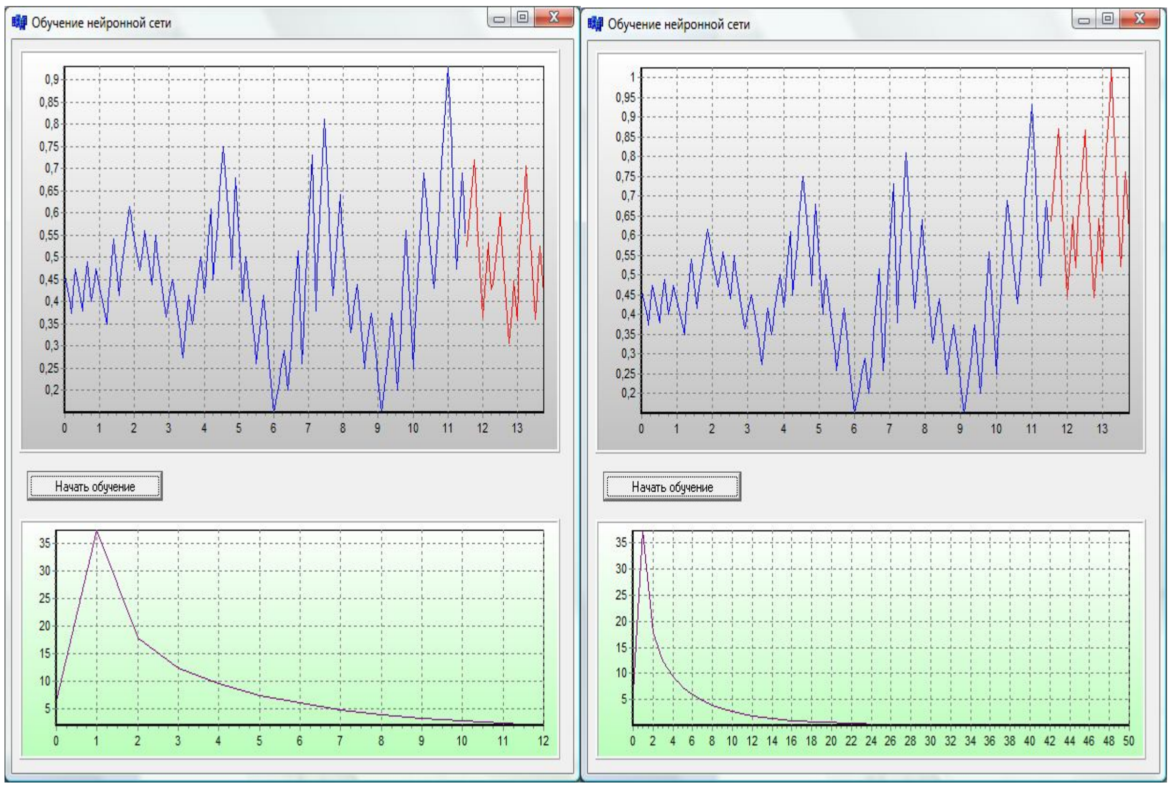


Рисунок 3 – Прогноз ИНС на 12-м (А) и на 50-м (В) цикле обучения

Представленная на рис. 2 и 3 информация о прогнозе динамики судна используется в качестве конкурирующей при выработке решения по управлению судном в ледовых условиях. Сравнительный анализ ведется с учетом данных прогноза при моделировании динамического ряда на основе алгоритма анализа временных рядов с использованием теоремы Такенса. Результаты этих исследований были доложены на Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2009 и здесь не рассматриваются. Следует только отметить, что анализ альтернатив на основе алгоритма Беллмана – Заде показал, что в большинстве случаев, особенно в сложных ситуациях, предпочтение отдается нейросетевым алгоритмам. Причем наибольший эффект получается в случае использования механизма логического вывода по прецеденту в том случае, если в базе знаний прецедентов имеется заранее обученная нейронная сеть, отражающая динамику текущей ситуации.

Заключение

Решение задач динамики судна в ледовых условиях в рамках принципа конкуренции позволяет на базе анализа альтернатив выбирать предпочтительную вычислительную технологию с использованием методов классической математики и нейросетевых

моделей. Расширяя функциональные возможности системы и повышая эффективность решения поставленных задач, разработанный подход позволяет обеспечить предсказание критических и аварийных ситуаций при эксплуатации судов активного ледового плавания.

Литература

1. Александров В.Л. Интеллектуальные системы новых поколений / В.Л. Александров, А.П. Матлах, Ю.И. Нечаев, В.И. Поляков // Морской вестник. – 2002. – № 2. – С. 53-57.
2. Бокс Дж. Анализ временных рядов: прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М. : Мир, 1974.
3. Борисов Ю.Ю. Построение прогнозирующих моделей динамических систем на основе исследования окрестностей реконструированных аттракторов / Ю.Ю. Борисов // Автоматизация и современные технологии. – 2007. – № 2. – С. 32-37.
4. Лесных В.Ю. Динамическая реконструкция временных рядов / В.Ю. Лесных // Сб. докладов X Международной конференции по мягким вычислениям и измерениям SCM-2007. – Санкт-Петербург, 2007. – Т. 1. – С. 199-202.
5. Нечаев Ю.И. Математическое моделирование в бортовых интеллектуальных системах реального времени / Ю.И. Нечаев // Тр. 5-й Всероссийской конференции «Нейроинформатика-2003». – М. : МИФИ, 2003. – Ч. 2 : Лекции по нейроинформатике. – С. 119-179.
6. Нечаев Ю.И. Нейроаппроксимация и нейропрогноз при контроле динамики сложного объекта / Ю.И. Нечаев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2005. – № 9. – С. 22-31.
7. Нечаев Ю.И. Концептуальные основы создания бортовых интеллектуальных систем / Ю.И. Нечаев // Информационно-измерительные и управляющие системы. Ч. 2 : Корабельные системы. – 2006. – № 9. – С. 39-49.
8. Нечаев Ю.И. База знаний и механизм логического вывода / Ю.И. Нечаев, О.Н. Петров // Бортовые интеллектуальные системы. Ч. 2. Корабельные системы. – С. 23-27.
9. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Уоссермен Ф. – М. : Мир, 1992.
10. Takens F. Lectures notes in mathematics / Takens F. – N.Y. : Springer, 1981. – Vol. 898. – P. 366-381.
11. Zadeh L. Fuzzy logic, neural networks and soft computing / L. Zadeh // Commutation on the ASM. – 1994. – Vol. 37, № 3. – P. 77-84.

Ю.С. Жук, Ю.И. Нечаев

Нейросітьове моделювання динаміки судна у штормових умовах

У статті обговорюються питання використання нейромережних моделей при контролі динаміки судна у льодових умовах. Контроль і прогноз розвитку ситуації реалізується на основі даних динамічних вимірювань у рамках принципу конкуренції. Моделювання здійснено з використанням методів класичної математики та теорії штучних нейронних мереж.

Yu.S. Zhuk, Yu.I. Netchayev

Neural Networks Modeling of Ship Dynamicsin Ice Conditions

The questions of use of neural networks models are discussed at the control of ship dynamics in ice conditions. The control and forecast of development of a situation is realized on the basis of the data dynamic measurements within the framework of a competition principle. The modeling is carried out with use of methods of classical mathematics and theory of artificial neural networks.

Статья поступила в редакцию 25.05.2009.